



HAL
open science

Estimation de visibilité dans un nuage de points LiDAR

Pierre Biasutti, Jean-François Aujol, Mathieu Brédif, Aurélie Bugeau

► **To cite this version:**

Pierre Biasutti, Jean-François Aujol, Mathieu Brédif, Aurélie Bugeau. Estimation de visibilité dans un nuage de points LiDAR. Conférence Annuelle Française de Photogrammétrie et Télédétection (CFPT), Jun 2018, Marne La Vallée, France. hal-01756994v2

HAL Id: hal-01756994

<https://hal.science/hal-01756994v2>

Submitted on 11 Jun 2018

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Estimation de visibilité dans un nuage de points LiDAR

P. Biasutti¹²³

J-F. Aujol²

M. Brédif³

A. Bugeau¹

¹ Université de Bordeaux, LaBRI, CNRS UMR 5800, France

² Université de Bordeaux, IMB, CNRS UMR 5251, France

³ Université Paris-Est, LASTIG MATIS, IGN, ENSG, France

pierre.biasutti@labri.fr

Résumé

Cet article présente une nouvelle méthodologie pour l'estimation de la visibilité de chaque point d'un nuage de points LiDAR depuis une position de prise de vue donnée, correspondant au centre optique d'une caméra pour la fusion de données LiDAR et optiques. Le nuage est d'abord projeté dans le plan image de cette caméra. Nous introduisons un critère sur le voisinage pour déterminer automatiquement quels points sont visibles dans cette vue.

1 Introduction

La fusion de données 2D (optiques) et 3D (LiDAR) est un enjeu capital pour des applications de conduite autonome, de cartographie 3D, d'inventaire urbain, la vision par ordinateur, et particulièrement la visualisation de nuage de points [2] [1]. La projection d'un nuage de points LiDAR dans le plan image d'un capteur optique donne lieu à une image 2D éparse permettant d'exploiter de nouvelles modalités : profondeur, réflectance, etc. Néanmoins, la différence de position entre le capteur LiDAR et la caméra ainsi que la nature du système d'acquisition peuvent amener à des ambiguïtés de visibilité (*e.g.* une zone dans la projection où des points de deux objets/plans se confondent). Ces ambiguïtés de visibilité gênent la fusion des données et doivent être préalablement corrigées en ne conservant que les points correspondant au premier plan.

1.1 Etat de l'art

L'estimation de visibilité d'un nuage de points depuis un point de vue a déjà été étudiée pour des nuages de points dont l'échantillonnage est relativement constant. Les méthodes décrites dans [5] et [6] fonctionnent très bien sur ce type de données. Néanmoins, la variabilité de l'échantillonnage dans un nuage de points LiDAR limite considérablement les performances de cette méthode. D'autres approches se basent sur la forte densité du nuage de points une fois projeté à différentes échelles pour estimer cette visibilité [3]. Néanmoins, dans le cas de dispositifs d'acquisition mobiles, la projection du nuage de points donne lieu à une image éparse même à très faible résolution du fait du faible nombre de points acquis. Ce type de méthode est donc inefficace sur ce genre de données. Nous proposons ici une approche permettant l'estimation de visibilité d'un nuage de points LiDAR de faible densité depuis un point de vue donné.

2 Méthodologie

On considère un nuage de points \mathcal{P} et un point de vue associé ϕ tel que $\mathcal{P}_\phi \subset \mathcal{P}$ représente l'ensemble des points qui ont une projection dans ϕ . $\mathcal{N}_2(p)$ correspond aux K plus proches voisins d'un point $p \in \mathcal{P}_\phi$ selon ses coordonnées de projection dans le domaine image du point de vue de ϕ (Ici K est fixé à 27, et $p \in \mathcal{N}_2(p)$). Ces notations sont illustrées Figure 1. On définit alors la visibilité de chaque point p comme la mesure suivante :

$$\alpha_p = e^{-\frac{(d_p - d_p^{min})^2}{(d_p^{max} - d_p^{min})^2}} \quad (1)$$

où $d_p^{min} = \min_{q \in \mathcal{N}_2(p)} d_q$, $d_p^{max} = \max_{q \in \mathcal{N}_2(p)} d_q$. Les valeurs de α_p sont comprises entre 0 (non-visible) et 1 (visible). La mesure de visibilité de points étant une information binaire, nous proposons la binarisation suivante :

$$\hat{\alpha}_p = \begin{cases} 1 & \text{si } \alpha_p \geq \bar{\alpha} \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2)$$

avec $\bar{\alpha} = \frac{1}{\text{Card}(\mathcal{P}_\phi)} \sum_{p \in \mathcal{P}_\phi} \alpha_p$ la valeur moyenne des visibilités estimées. L'estimation du seuil optimal a aussi été testée en utilisant la valeur médiane ainsi que $\bar{\alpha} = 0.5$, mais ces dernières donnent des scores inférieurs comme mis en avant ci-après.

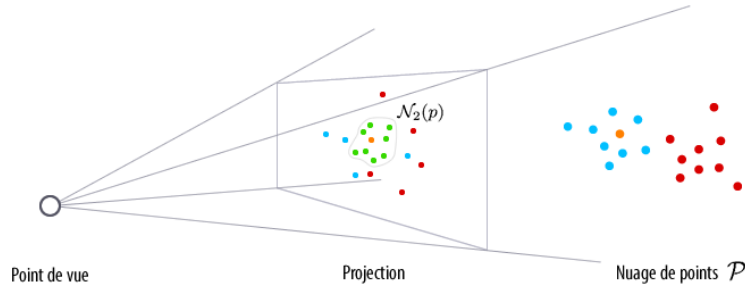


FIGURE 1 – Illustration des notations 3D et 2D.

3 Expérimentation et résultats

Pour valider notre méthode, nous proposons un jeu de données annoté manuellement contenant plus d’1 million de points, acquis via le dispositif RobotCar [4], comme vérité terrain. Ce jeu de données est découpé en 3 nuages de points associés à 3 points de vue différents. Deux de ces points de vue sont issus de la même acquisition et ne sont espacés que de quelques mètres pour valider la stabilité de la méthode. Le troisième point de vue est associé à un nuage de points couvrant une zone plus large pour tester les limites de la méthode en fonction de la distance. Chaque point est associé avec le label 1 ou 0 selon qu’il est visible ou non-visible. Ce jeu de données est rendu disponible en ligne¹. Il est constitué de 3 fichiers texte au format *.xyz* où chaque ligne correspond à $[x, y, z, u, v, label]$ avec x, y, z les coordonnées 3D du point, u, v les coordonnées de sa projection dans ϕ et *label* son label. Les images optiques correspondant aux points de vue sont aussi fournies pour aider à la compréhension du jeu de données.

3.1 Analyse quantitative

Le tableau 1 présente le score des différentes méthodes pour chacun des 3 points de vue issus de notre jeu de données annoté. Le score correspond au pourcentage de points dont la visibilité est correctement estimée. On constate que notre méthode surpasse largement la méthode HPR [5] pour les 3 nuages. D’autre part, l’utilisation de la moyenne des estimations comme valeur automatique de $\bar{\alpha}$ donne le meilleur résultat dans les 3 cas. Enfin, notre méthode traite la totalité du jeu de données (1048597 points) en moins de 1 seconde contre 7 secondes pour la méthode HPR (implémentée en Matlab, avec les paramètres optimaux comme défini par les auteurs).

TABLE 1 – Comparaison des scores des différentes méthodes d’estimation de visibilité contre notre vérité terrain

Seuil	HPR [5] -	Modèle proposé $\bar{\alpha} = 0.5$	Modèle proposé médiane des α_p	Modèle proposé moyenne des α_p
Point de vue #1 (337384 pts)	74.09%	90.15%	86.35%	90.96%
Point de vue #2 (247682 pts)	69.09%	86.95%	86.78%	88.39%
Point de vue #3 (463531 pts)	81.55%	82.21%	76.35%	83.75%
Total (1048597 pts)	74.91%	86.43%	83.16%	87.70%
Temps de calcul	7.82s	0.91s	1.03s	0.91s

3.2 Analyse qualitative

La Figure 2 montre le résultat de l’estimation de la visibilité en fonction des différentes méthodes. La Figure 2.b montre l’annotation telle que fournie par notre jeu de données. Les Figures 2.c et 2.d montrent les annotations issues de la méthode HPR et de notre méthode respectivement. On remarque que les résultats fournis par la méthode HPR estime trop de points visibles tandis que notre méthode réussit à correctement distinguer de grande zones occultées. Ce résultat est à nouveau démontré dans la figure 3 qui montre la même scène visualisée cette fois depuis le point de vue d’où est estimée la visibilité. La Figure 3.a correspond à l’image optique pour simplifier la compréhension de la figure. La Figure 3.b montre les points visibles d’après notre annotation manuelle. Les Figures 3.c et 3.d montrent les points estimés visibles par la méthode HPR et par notre méthode. Les points mal estimés sont dénotés en rouge. On constate une fois de plus que notre méthode réussit à mieux distinguer les points non-visibles.

1. Point Cloud Visibility Dataset : <http://www.labri.fr/perso/pbiasutt/Visibility/>

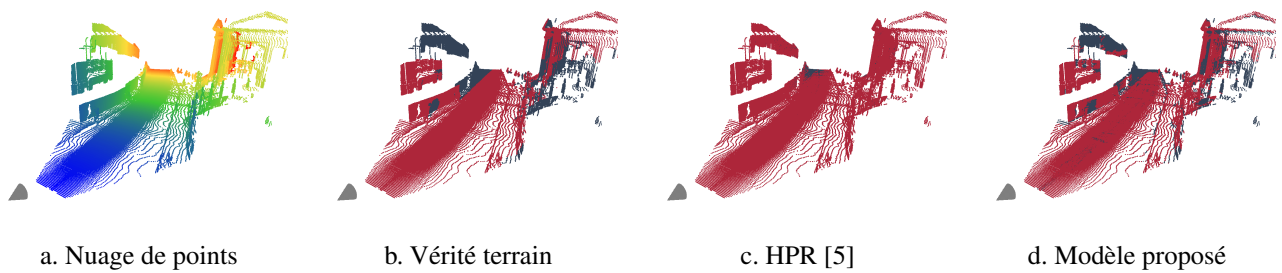


FIGURE 2 – Exemple de résultat de l’estimation de visibilité dans le premier point de vue du jeu de données. (a) le nuage où la couleur est proportionnelle à la distance de chaque point au point de vue, (b) le nuage annoté (rouge : visible, gris : non-visible), (c) le résultat avec HPR et (d) le résultat avec notre méthode. On peut voir que le résultat d’HPR estime trop de points visibles alors que notre méthode donne un résultat proche de la vérité terrain. Le cône noir symbolise la position et la direction du point de vue.

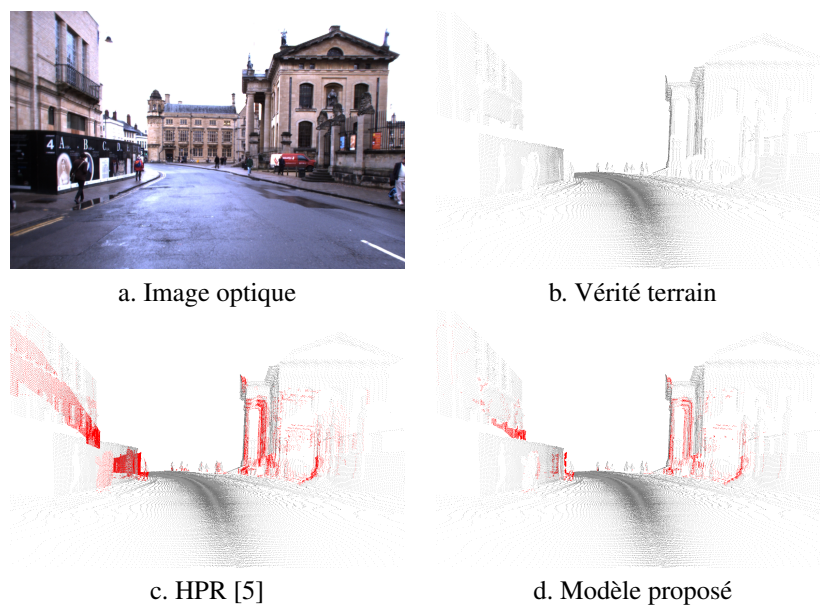


FIGURE 3 – Exemple de résultat de l’estimation de visibilité une fois projetée dans le domaine image. (a) l’image optique acquise depuis le point de vue, (b) la vérité terrain, (c) le résultat de la méthode HPR et (d) notre résultat. Les points rouges dans (c) et (d) correspondent aux points non-visible considérés comme visibles par les méthodes.

4 Conclusion

Nous proposons ici une méthode automatique d’estimation de visibilité dans un nuage de points étant donné une position de prise de vue donnée. Notre méthode améliore significativement les résultats des méthodes de l’état de l’art tout en conservant des temps de calculs proches du temps réel. Nous démontrons son efficacité sur un jeu de données annoté contenant plus d’un million de points.

Références

- [1] Pintus R. et Gobbetti E. et Agus M. Real-time rendering of massive unstructured raw point clouds using screen-space operators. In *Eurographics Proceedings of the 12th International Conference on Virtual Reality, Archaeology and Cultural Heritage*, 2011.
- [2] Bouchiba H. et Goulette G. et Deschaud J-E. Visualisation temps réel de nuages de points 3d structurés linéairement. In *AFIG Journées de l’Association Française d’Informatique Graphique*, 2014.
- [3] Bouchiba H. et Groscol R. et Deschaud J-E. et Goulette F. High quality and efficient direct rendering of massive real-world point clouds. In *Eurographics Annual Conference of the European Association for Computer Graphics*, 2017.
- [4] Maddern W. et Pascoe G. et Linegar C. et Newman P. 1 year, 1000 km : The Oxford RobotCar dataset. *The International Journal of Robotics Research*, 36(1), 2017.
- [5] Katz S. et Tal A. et Basri R. Direct visibility of point sets. In *ACM Transactions on Graphics*, 2007.
- [6] Mehra R. et Tripathi P. et Sheffer A. et Mitra N. Visibility of noisy point cloud data. *Computers & Graphics*, 34(3), 2010.